

大型语言模型赋能的无线智能感知技术、应用与趋势综述

颜 雨¹, 刘江湖², 李晓帆²

(1. 海军装备部, 北京 100000;

2. 暨南大学, 广东 珠海 519070)

摘 要: 大型语言模型正驱动无线智能感知发生深刻的范式转变: 从信号处理迈向高层语义理解。针对该前沿领域, 提出了系统性的分析框架, 将技术演进归纳为两大主线: 通过跨模态对齐实现信号的泛化语义识别以及通过参数高效微调解决模型在边缘设备的部署难题。此外, 梳理了其在智能医疗、家居等场景的关键应用, 剖析了数据稀缺、跨域泛化等核心挑战, 并展望了该技术向多模态融合与主动智能环境演进的未来趋势, 旨在为相关研究提供参考。

关键词: 无线智能感知; 大型语言模型; 无线信号处理; 语义理解

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025029

Review of Wireless Intelligent Sensing Technology, Applications and Trends Enabled by Large Language Models

YAN Yu¹, LIU Jianghu², LI Xiaofan²

1. Naval Armaments Department, Beijing 100000, China

2. JINAN University, Zhuhai 519070, China

Abstract: Large language models (LLM) are catalyzing a profound paradigm shift in wireless intelligent sensing: elevating the field from signal processing to high-level semantic understanding. This review offers a systematic analysis framework for this emerging field. Its core contribution is to structure the field's technical evolution along two principal axes: achieving generalized semantic recognition of signals via cross-modal alignment, and resolving edge deployment challenges of models through parameter-efficient fine-tuning (PEFT). Within this framework, this paper examines key applications in scenarios such as smart healthcare and homes, analyzes core challenges like data scarcity and cross-domain generalization, and outlines future trends toward multi-modal fusion and proactive intelligent environments, aiming to provide valuable insights and a roadmap for related research.

Keywords: wireless intelligent sensing, large language models, wireless signal processing, semantic understanding

0 引言

随着人工智能技术的飞速发展, 大模型在计算机视觉、自然语言处理等领域取得了突破性进展^[1-6]。与此同时, 无线感知技术作为一种非接触式的感知方式, 因其普适性、隐私保护和低成本等优势, 在智能家居、健康监测和人机交互等领域展现出广阔的应用前景^[7-9]。在上

述技术快速发展的背景下, 将大模型的强大学习能力与无线信号的丰富感知能力相结合并构建融合系统, 已成为学术界和工业界共同关注的研究热点^[10-12]。

无线信号, 包括 Wi-Fi、蓝牙低功耗 (bluetooth low energy, BLE)、超宽带 (ultra-wideband, UWB) 以及毫米波等, 可以通过检测信号的反射、衍射和散射来感知环境变化^[7,13-15]。传统的无线感知系统主要依赖于手工设

收稿日期: 2025-06-12; 修回日期: 2025-08-20

通信作者: 刘江湖, liujiangu@stu.jnu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62271232)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62271232)

计的特征提取和经典机器学习方法^[13,16-17]，虽然在特定场景下表现良好，但仍面临泛化能力有限、环境适应性差、信号解释能力不足等挑战^[18-19]。

近年来，大模型技术经历了从预训练语言模型（pre-training language model, PLM）^[11-18]到大型语言模型（large language model, LLM）^[20-22]，再到多模态大语言模型（multimodal large language model, MLLM）^[23-26]的演进过程。这些模型具备强大的知识表示、理解和推理能力，为解决无线感知领域的复杂问题提供了新的可能性^[11,27-28]。特别是近期研究表明，大模型在跨模态数据处理、零样本/少样本学习实现以及系统鲁棒性增强等方面具有显著优势^[29-31]。

本文旨在推动无线感知与大模型融合的技术发展。基于对现有研究的系统分析，本文提出大模型与无线感知的融合主要沿着两条技术路径演进：（1）在理解层面，从简单的信号分类向语义解释和因果推理发展；（2）在交互层面，从被动的环境感知向主动的环境调控升级。这两条路径相互促进，共同推动无线感知技术向更高智能化水平发展。

1 应用场景与前景

无线信号与大模型结合技术在多个领域展现出广阔的应用前景，下面本文将对智能家居、医疗健康、智能工业3个典型应用场景进行分析描述。

智能家居环境中，无线信号结合大模型技术为用户提供更智能化体验。如图1场景一所示，当用户回到家

后，无处不在的无线信号可以感知其位置和活动状态。这些信息被LLM理解后，便会自动触发一系列场景联动，如调节灯光至影院模式、打开电视并推荐用户喜爱的节目等。用户还可以通过自然语言与家中的智能音箱交互，下达诸如“帮我把空调调到26度”等指令，其中，LLM负责解析用户意图并控制相应的家电设备，实现了真正意义上的上下文感知和主动服务。Zhang等^[37]开发的BreathTrack系统通过商用Wi-Fi设备追踪室内人类呼吸状态，为健康监测和环境控制提供新途径。Polo-Rodríguez等^[38]提出利用大语言模型增强智能环境的上下文感知聊天机器人，通过将环境感知与自然语言交互相结合，提升了智能家居用户体验。在隐私保护方面，Yu等^[39]提出的PrivacyGuard系统增强了智能家居用户隐私，通过无线信号感知实现对用户活动的监测，同时避免了传统摄像头带来的安全隐患。

在医疗健康领域，这类技术为远程健康监测提供了非接触式方案，尤其适用于老龄化社会。如图1场景二所示，在智能医疗健康监测场景中，部署在房间内的Wi-Fi设备可以持续且非接触地感知老人的活动轨迹、睡眠姿态甚至呼吸和心率等生命体征。这些采集到的信道状态信息（channel state information, CSI）被传输到云端或边缘服务器，能够实时判断老人是否发生跌倒、离床过久或出现呼吸异常等紧急情况，并自动向家人或社区服务中心发送警报。Wang等^[32]的研究表明智能健康监测系统可有效支持老年人护理工作，其通过Wi-Fi信号监测老人活动状态与生理参数，能够及时发现异常情况。Toruner

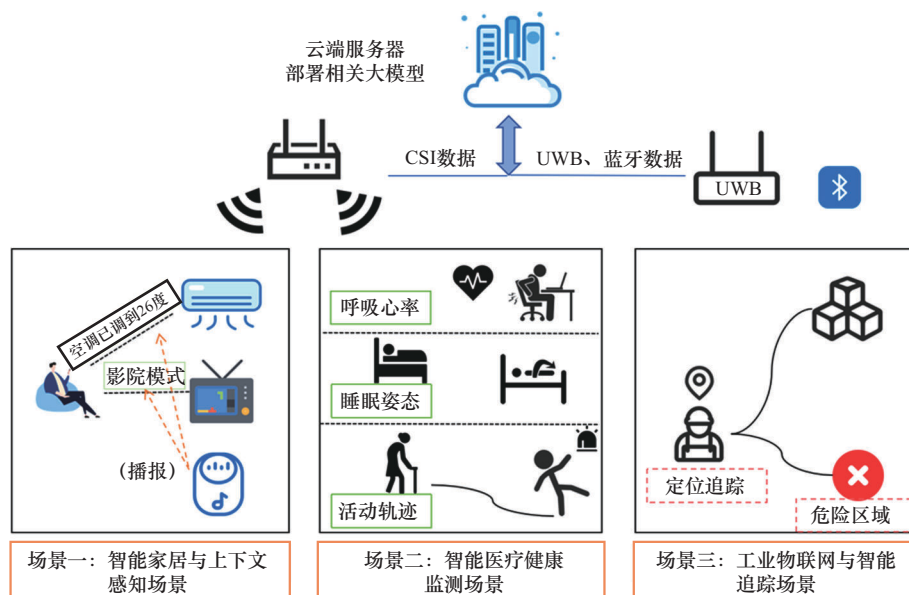


图1 大模型在无线智能感知中的典型应用场景

等^[34]展示了人工智能驱动的无线感知技术在健康管理中的应用前景，实现了对呼吸、心率等生命体征的持续监测。此外，睡眠监测也成为重要应用场景，Fang等^[35]开发的Wi-Senser系统利用Wi-Fi信号检测睡眠过程中的头部运动，实现了无须穿戴设备即可获取睡眠质量数据。Nandakumar等^[36]提出的基于智能手机的非接触式睡眠呼吸暂停检测方法，大大降低了睡眠监测成本和使用门槛。

智能工业场景中，无线信号结合大模型技术改变了传统监测与控制方式。如图1场景三所示，在复杂的工厂或仓储环境中，通过UWB或蓝牙信标可以实现对设备、物料和人员的厘米级精确定位与追踪。这些海量的时空数据被输入大模型中，不仅可以进行实时的安全区域监控（如检测人员是否进入危险区域），还可以通过分析历史数据预测设备的维护周期或优化物料的流转载体，从而提升生产效率和安全性。Li等^[40]研究表明，增强型BLE接收信号强度指示（received signal strength indicator, RSSI）技术通过深度学习实现了精确的室内定位，为工业环境中的资产追踪和人员定位提供可靠解决方案。Du等^[41]通过案例研究证明了大语言模型在FPGA平台上无线通信系统开发中的强大能力，这为工业物联网的快速开发和部署提供了新思路。在智能交通领域，Qiao等^[42]全面调研了室内精确定位进展，特别关注了UWB和Wi-Fi往返时间（round-trip time, RTT）定位技术，为智能交通系统提供技术参考。值得注意的是，无线信号感知技术在高级自动驾驶中也面临安全挑战，Shen等^[14]研究了GPS欺骗对多传感器融合定位的影响，强调了在自动驾驶系统中建立可靠通信和定位机制的重要性。

综上所述，无论是居家养老的异常检测，还是智能家居的主动服务，其核心都在于将低维的物理信号与高维的人类语义（如跌倒、需要帮助、想看电影等）进行关联。无线信号与大模型技术的结合为医疗健康、智能家居、工业物联网及智能交通等领域带来了创新解决方案，在非接触式健康监测、环境感知、精确定位和智能决策等方面展现出显著优势。这些技术不仅提高了系统的感知能力和智能化水平，还在保障用户隐私、降低使用成本和提升用户体验等方面取得了显著进步。随着技术的不断发展，无线信号结合大模型技术将在更多领域发挥重要作用，推动智能化应用更加普及、向更深层次发展。

2 无线信号处理的传统方法与局限性

在LLM介入前，无线感知技术已经历数十年的发

展，形成了一套以信号处理和经典机器学习为核心的传统方法论。本节旨在剖析这些传统方法的演进脉络及其内在局限性，从而阐明引入新范式的必要性。

2.1 传统信号处理技术概述

传统无线信号处理技术通常依据其所利用的信号类型进行分类：不同类型的信号因其物理特性（如频率、带宽、传播方式）的差异，适用于不同的感知任务和场景，且每种技术都有其独特的特点和应用领域。以下将对感知领域常用的几种无线信号处理技术进行概述。

Wi-Fi作为最普及的无线通信技术之一，其信号处理主要基于RSSI和CSI^[12-13,17]。最初的研究主要聚焦于使用RSSI进行室内定位。其中，微软研究院的RADAR系统^[13]是里程碑式的工作，它通过构建RSSI指纹地图实现定位。但其核心缺陷在于RSSI是一个极其粗糙的复合度量，极易受多路径效应、人体遮挡和环境变化的干扰，从而导致定位精度和稳定性均不理想。随着技术发展，Halperin等^[16]开发了CSI提取工具，使学术界能够从商用网卡中获得包含多子载波振幅和相位的CSI数据，这标志着Wi-Fi感知进入了新阶段。Wang等^[17]利用CSI数据实现了人体活动识别，开创了Wi-Fi感知的新领域。近年来，研究者^[33-35]进一步探索了CSI的相位和幅度信息，以及去噪和注意力机制，提高了Wi-Fi感知的准确性和鲁棒性。然而，CSI数据虽然信息丰富，但也引入了新的挑战：混杂着随机噪声和同步误差的相位数据难以直接使用；同时，高维的CSI数据对特征提取和模型设计提出了更高要求。为克服CSI的内在不稳定性，后续研究将沿着两条路径展开。其一，是信号处理层面的优化，研究人员开始同时使用更稳定的幅度和相对纯净的相位信息^[31-32]；其二，是模型层面的革新，通过引入深度学习方法，如使用去噪自编码器和注意力机制^[33-34]，能够自动学习并增强信号中的有效特征，从而提升感知的准确性和鲁棒性。

与Wi-Fi不同，UWB技术自诞生起就以其纳秒级的脉冲和巨大的带宽，专注于高精度测距和定位^[15-43]。Neiryneck等^[43]提出的双边双向测距方法是提高其定位精度的典型代表。在此基础上，研究者^[44]利用其高时间分辨率的特性，将其应用于动态手势识别场景。UWB的主要局限在于其硬件成本相对较高，且信号处理算法复杂。近年来，深度学习技术也被引入UWB信号处理中，例如，Guo等^[45]利用深度学习进行压缩感知和信号重建，旨在降低数据处理的复杂度并提升效率。

毫米波技术凭借其短波长和高带宽，提供了极高的

空间分辨率和速度分辨率,这使其在精细手势识别和生命体征监测方面具有独特优势^[46-54]。谷歌的 Soli 项目^[46]是该领域的开创性工作,其展示了毫米波雷达进行微小手势感知的卓越性能。随后,LYU 等^[54]利用 120 GHz 的毫米波雷达实现了高精度的非接触式生命体征监测。毫米波感知的挑战主要在于其信号衰减快、穿透能力弱,且数据处理量巨大。为提升其性能,研究者开始探索更先进的机器学习方法,如半监督学习^[47]和跨模态的信号-文本对齐,以实现零样本活动识别^[48]。

除上述主流技术外,无处不在的蜂窝通信信号(如 4G/5G)也展现出用于机会性环境感知的潜力。其优势在于信号覆盖范围广,且无须部署额外设备。研究人员已尝试利用蜂窝信号的波动进行如车辆检测、人群密度估计等宏观感知任务。然而,其在精细化感知方面仍面临巨大挑战:一方面,蜂窝网络信令复杂,底层物理信道信息通常不对普通用户开放;另一方面,信号受大量用户通信业务的严重干扰,从中剥离出由环境变化引起的微弱扰动极为困难。因此,目前基于蜂窝信号的感知研究仍多处于探索阶段。

此外,还存在如射频识别(RFID)^[49]、热成像^[50]和声学传感^[36]等感知模态,这些技术在睡眠监测、呼吸暂停检测等特定垂直领域展示了其独特应用价值,构成了无线感知技术领域的多样化生态。

2.2 传统方法面临的挑战与新路径

从上述分析可以看出,尽管各类无线感知技术取得了显著进步,却普遍面临着源于其物理原理和处理范式的三大共性挑战,并制约其在复杂真实环境中的应用范围与性能上限。

首先,环境适应性差是传统方法面临的最突出问题。传统方法高度依赖于在特定环境下采集的数据进行训练,当环境发生物理变化(如家具位置变动)或电磁环境改变时,已训练模型的性能会急剧下降。无论是早期基于 RSSI 的 RADAR 系统^[13],还是后期基于 CSI 的活动识别^[17-51],其模型性能都与训练环境的物理布局和电磁特性高度绑定。Zheng 等^[19]的研究系统性证明了该跨环境部署的性能衰减,这构成了传统技术商业化落地的核心障碍。传统方法对环境的“过度拟合”意味着模型缺乏泛化能力,每次更换部署场景都可能需要重新采集数据和训练模型,导致成本极高。

其次,多路径效应与信号衰减严重影响系统可靠性。无线信号在传播过程中不可避免地会受到多路径效应、信号衰减和噪声的干扰。Gao 等^[52]的研究表明,需要通

过表征和建模 Wi-Fi 信号的感知质量提升手势识别的鲁棒性。Nguyen 等^[53]则直接从信号处理入手,开发了基于去噪自编码器的系统以应对信号质量的变化。上述研究恰恰说明信号的内在不稳定性是传统方法必须持续对抗的固有难题。

此外,高质量数据获取困难与实时处理需求也构成该领域的重要挑战。Liu 等^[75]总结了合成数据生成的最佳实践,Ahmed 等^[44]则建立基于脉冲雷达传感器的手势识别公共数据集。而在资源受限环境下,Palipana 等^[55]通过优化算法实现使用商用 Wi-Fi 设备进行普适跌倒检测。

最后,也是最根本的挑战,是语义理解能力的缺失。传统方法本质上是在进行数学层面的模式匹配,它们虽可以从复杂信号中分类出预定义模式,却无法理解这些模式背后的高层语义。正如 Ji 等^[21]和 Xu 等^[18]所强调的,传统方法在理解用户意图和活动上下文方面存在明显局限。例如,系统或许能识别“跌倒”这个动作,但无法结合上下文判断该动作是一次危险意外,还是一次瑜伽练习。这种“语义鸿沟”使得传统无线感知系统更像一个信号分类器,而非一个能够与人类智能交互的感知智能体。

针对这些挑战,大模型技术为传统方法瓶颈突破提供了新路径。其核心在于,一方面利用更强大的架构从而自动从原始信号中学习深层特征,另一方面则致力于建立信号与高层语义的联系。具体而言,研究者们^[56]通过引入 Vision Transformer 等先进模型,将 Wi-Fi 信道状态信息等无线数据视为图像并进行端到端的特征学习,从而摆脱了传统手工设计特征的局限性。在此基础上,为解决标注数据稀缺问题,学术界^[57]进一步探索了对比学习与生成式学习等自监督方法,以便在缺少标签的情况下也能训练出强大的特征提取器。然而,仅具备高质量的特征不足以克服传统方法语义理解缺失的根本瓶颈。为此,研究者借鉴了多模态大模型(如 Flamingo^[25])的跨模态对齐思想,旨在将学习到的信号特征与描述其意义的文本进行关联。为进一步解决环境适应性差这一关键挑战,研究者^[58]还开发了基于双向交叉注意力 Transformer 等机制的域适应模型,以提升系统在不同环境下的泛化能力和鲁棒性。因此,从更有效的特征提取,到更智能的语义对齐,再到更鲁棒的跨域泛化,一系列环环相扣的研究共同构成了大模型赋能下的新一代解决方案。

大模型所具备的先进学习与推理能力为有效缓解数据稀缺和提升语义理解深度提供了新途径。其核心优势在于强大的少样本学习能力,这意味着模型仅需少量样

本即可快速适应新任务，极大降低了数据标注成本。该潜力在无线感知领域已得到验证，例如 Ji 等^[21-54]提出的 HARGPT 框架便成功利用 LLM 实现了零样本人体活动识别。为进一步实现更复杂的逻辑分析，研究者^[59]通过思维链（chain-of-thought）等提示策略，显著增强了模型推理深度。而当前的前沿探索如 Kiciman 等^[60]正致力于挖掘 LLM 在因果推理方面的潜力，旨在使系统不仅能识别现象，更能理解其背后的因果关系，从根本上提升系统的可解释性。

同时，大模型在知识迁移与域适应上的内在优势，为攻克无线感知领域中最棘手的跨环境适应难题带来了希望。这一路径的长期可行性，源于 Kaplan 等^[64]揭示的缩放定律，即模型性能会随其规模和数据量的增长而持续提升，这意味着更大规模的基础模型天然具备更强的泛化与知识迁移能力。在实践层面，为高效地将该通用能力适配到特定场景，研究者^[61-62]开发了以参数高效微调（parameter-efficient fine-tuning, PEFT）为代表的一系列方法，其允许以极小的计算代价将大模型定制于新环境。而在具体的适配策略上，Shen 等^[63]提出的先对齐再精炼等方法，则为多模态信息的有效融合，以及新域适应提供了清晰的技术路线。

3 大模型技术在无线通信中的应用进展

大模型技术的引入，正从根本上重塑无线通信领域的研究范式，其应用主要集中在信号的智能识别与分类、通信系统的端到端优化、信道建模与预测，以及频谱资源管理等多个层面。

3.1 大模型在信号识别与分类中的应用

在信号识别与分类任务中，LLM 的引入正引发一场深刻的范式转变，其核心贡献在于将低维的物理信号与高维的人类语义信息进行深度关联。这一变革不只局限于提升传统分类任务的精度，更催生了从语义理解、多维感知到人机交互的全新应用形态。当前，LLM 赋能无线感知的研究路径，依据其实现目标和技术侧重点大致可归纳为两大方向：一是利用 LLM 的推理与知识能力，实现对信号的高级语义解读与泛化识别；二是构建信号与其他模态（尤其是文本）的联合表示，从而完成更复杂的跨模态生成与感知任务。这两个方向相辅相成，共同推动无线智能感知技术向更智能、更通用的目标迈进。

在人体活动识别（human activity recognition, HAR）领域，研究思路已从传统的特征工程转变为语义驱动的

识别框架。早期的工作主要依赖于深度学习模型直接从传感器数据中分类活动^[56]。然而，这类方法泛化能力有限且难以识别未见过的复杂活动。为解决此问题，研究者开始利用 LLM 进行零样本或少样本识别。其中，Ji 等^[21]提出的 HARGPT 框架极具代表性，其核心创新在于设计了传感器数据到自然语言的转换模板，并将传统的时序分类问题重构为大语言模型擅长的文本理解任务，这种方法的优势在于实现简单，且无须针对新活动进行额外训练，展现了较好的零样本识别潜力。然而，其性能高度依赖于提示词的设计，且模板化的文本转换可能丢失信号中的细微动态信息。与此类似，Wi-FM^[65]和 SensorLLM^[27]等工作则探索了更优的对齐策略：Wi-FM^[65]将活动识别重构为语言理解问题，而 SensorLLM 通过多级对比学习来对齐传感器数据和语言描述，显著增强了模型对复杂运动语义的捕捉能力。这些方法的核心创新在于构建了信号与文本间的跨模态对齐，使模型能够理解不同活动类别（如跑步与散步）在信号特征上的细微差异及其语义上的不同。

在无线感知方面，研究者将 LLM 应用于处理 Wi-Fi、毫米波和 UWB 等信号任务中。在使用 Wi-Fi 信号的感知中，Wi-Chat^[12]和 WirelessLLM^[11]是两类代表性工作：其中，Wi-Chat 能够将复杂的 CSI 信号直接翻译成自然语言描述（如一人正在房间内走动），极大提升了系统的可解释性；WirelessLLM 则构建了一个更通用的框架，通过设计统一的提示工程，使其能够处理 Wi-Fi CSI、蓝牙 RSSI 等多种异构无线数据，拓展了 LLM 在无线领域的适用边界。在毫米波感知中，mmCLIP^[48]借鉴了视觉-语言预训练的思想，通过对比学习实现毫米波信号和文本语义的对齐，实现了高精度的零样本 HAR。LLMCount^[40]则在此基础上进一步优化，利用多模态 LLM 提升毫米波的人数统计和定位精度。在 UWB 领域，大模型主要用于提升姿态估计的精度，例如，Zhou 等^[66]利用 UWB 信号的微多普勒特征进行三维姿态重建。为更清晰地进行对比分析，表 1 对近期基于大模型进行无线信号结合的代表性工作进行了总结。

语义定位是新兴拓展方向之一。传统定位技术仅提供坐标，而 Korelić 等^[20]提出的 SELLMA 系统借助端侧 LLM，将 Wi-Fi 信号特征与具有功能属性的语义位置标签（如厨房、卧室等）相关联，实现了从物理空间到语义空间的跨越。

在语义定位的基础上，构建能够进行实时轨迹预测与意图推理的综合感知系统是一个更具前瞻性的研究方

表 1 基于大模型进行无线信号结合的代表性工作

研究工作	模型/框架	主要信号	核心思想与创新点	主要贡献
HARGPT ^[21]	LLM (GPT 系列)	传感器数据	将传感器数据转化为文本,利用 LLM 进行零样本识别	验证了 LLM 在 HAR 零样本识别任务上的可行性
Wi-Chat ^[12]	LLM	Wi-Fi CSI	将 CSI 信号翻译成自然语言描述,以提升系统可解释性	实现了信号到文本的直接转换,增强了 Wi-Fi 感知的语义理解能力
WirelessLLM ^[11]	LLM	多种无线信号	设计统一的提示工程框架,处理异构无线数据	提升了 LLM 在无线信号处理领域的通用性和灵活性
SensorLLM ^[27]	LLM	运动传感器	通过多级对比学习对齐传感器数据与语言语义	显著提升了模型对复杂、细粒度活动的识别精度
mmCLIP ^[48]	CLIP	毫米波	借鉴视觉-语言预训练思想,实现毫米波信号与文本的对齐	实现了高精度的毫米波零样本人体活动识别
SELLMA ^[20]	端侧 LLM	Wi-Fi CSI	结合端侧 LLM 进行 Wi-Fi 感知,实现语义定位	将定位从物理坐标扩展到功能性语义空间

向,该系统不仅要回答目标的位置,更要尝试理解目标的意图。一个基于大模型 API 的实时路径预测系统在一个预先构建的、包含语义标签(如客厅、沙发)的室内地图中,实现了厘米级实时定位。在此基础上,其通过分析历史轨迹与当前运动状态,对目标未来路径进行预测,并生成高级的行为描述,例如推断目标“正从客厅向卫生间移动……可能在卫生间进行个人卫生互动”。这充分展示了大模型在融合时空信息与先验知识,进而实

现从物理追踪到高层认知跨越的巨大潜力。

然而,这类依赖云端大模型的先进系统在迈向实际应用时,也暴露了其固有局限性。如图 2 所示的系统性能分析揭示了一个核心挑战:推理时延。尽管云端 API 能提供强大的智能计算能力,但网络通信问题与服务器负载过高导致系统的平均响应时间高达 1 463.56 ms,峰值接近 5 000 ms。如此高的时延对于需要即时反馈的场景(如人机协作、安防预警)是难以接受的。

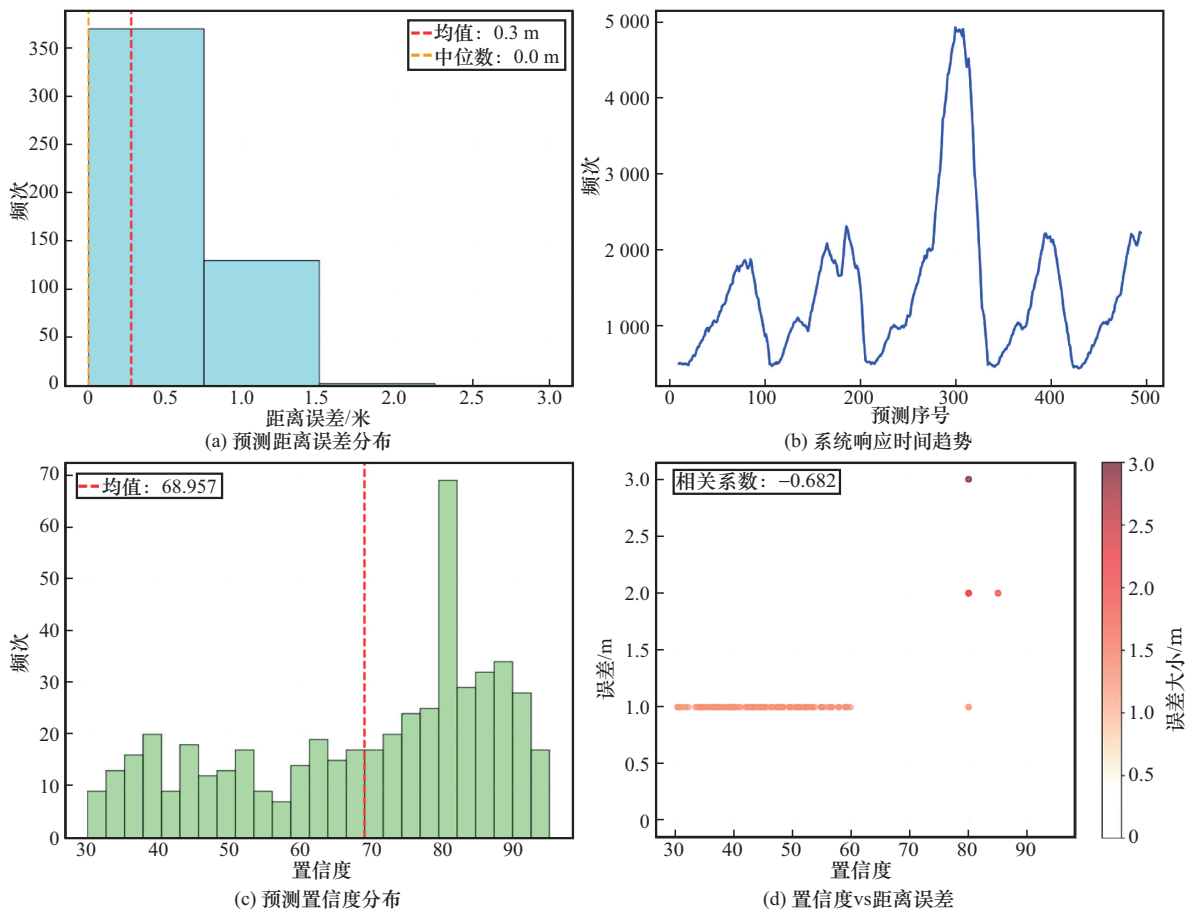


图 2 基于大模型 API 的雷达系统性能分析

如何在保证高层语义推理能力的同时解决实时性的瓶颈，成为了该领域的一个关键权衡点，这也正是后续章节将要探讨的本地化部署、模型压缩等关键技术所致力于解决的核心问题。

3.2 无线通信系统优化中的大模型应用

大模型不仅在信号识别领域中表现出色，其在无线通信系统整体优化方面的应用，也正沿着两条不同的技术路径演进：一是对物理层核心任务进行范式重塑；二是对网络高层功能进行智能化决策与优化。

第一条路径，即对物理层核心任务的范式重塑，其核心思想是将传统的信号处理问题转化为大模型更擅长的序列建模或语言理解问题。语义通信是该思想的典型代表。Wang等^[67]提出的框架，其目标不再是追求比特的无差错传输，而是信息意义的有效传递。在此框架中，LLM充当了语义的编码器和解码器，旨在大幅提升信道资源紧张场景下的通信效率。与此类似，Abbas等^[68]将符号检测这一经典物理层任务也进行了重新定义，借助上下文学习让LLM从少量信号-符号样本对中进行自主学习信道和调制特性。上述方法都试图绕开复杂的传统信号处理链路，但其侧重点不同：语义通信更关注通信效率，而符号检测更关注传输精度。它们共同的挑战在于计算复杂度极高，目前尚停留在理论验证阶段，对于在高速、实时通信系统中的实际部署仍面临较大挑战。

第二条路径，即对网络高层功能的智能化决策与优化，则更为务实，旨在利用大模型增强现有通信系统的特定功能模块。在系统管理层面，Xu等^[69]提出了以大型多模态模型（large multiple model, LMM）为核心的AI原生无线系统，其代表了一种让统一大模型充当“网络大脑”的宏大愿景，旨在协同处理资源分配、信号检测等多项任务。在更具体的模块上，研究者也取得了一系列进展：Guo等^[45]利用深度学习进行信号压缩与重建，以提升传输效率；Wang等^[58]则通过交叉注意力Transformer机制实现跨域自适应通信，以增强系统鲁棒性；而马云舰等^[70]则利用大模型的小样本学习能力进行网络入侵检测，以提升系统安全性。与前一条路径相比，该路径的优点在于技术落地更快，可以逐个模块提升现有系统性能。但其挑战在于针对特定模块的优化方法可能无法触及系统性能的根本瓶颈，更像是对现有框架的渐进式改良。因此，范式重塑代表了更长远的研究方向，而智能化决策与优化则是当前阶段更具可行性的落地路径，二者相辅相成，共同推动通信系统向更高层次的智能化方向发展。

除上述两个方面，大模型的潜力还体现在对通信网络全生命周期的智能化管理与运维上。传统的网络管理依赖于固定的规则和人工经验，难以应对日益复杂的网络环境。大模型强大的理解、推理和生成能力为实现自动化的认知网络提供了可能。在系统开发阶段，大模型可以理解高级的设计需求，辅助甚至自动生成通信算法的硬件描述代码，如在FPGA平台上的应用所展现的^[41]，从而显著缩短开发周期。在网络运维阶段，以LMM为核心的网络大脑^[69]不仅能够执行资源分配等任务，更有潜力融合日志、性能指标、用户投诉等多模态信息，进行智能化的故障根因分析和预测性维护。例如，大模型不仅能像现有研究一样检测网络入侵，还能进一步分析攻击模式、预测攻击者意图，并生成防御策略建议。这种全方位的智能化渗透，预示着未来的通信网络将不再是被动管理的工具，而是能够与管理者通过自然语言交互、具备一定自主认知和优化能力的智能体。

3.3 信道建模与预测

信道建模是无线通信的基石，其发展清晰体现了人工智能技术在通信领域不断深化的过程，呈现出一条从数据拟合到语义理解，再到未来主动操控的演进路径。

传统的统计信道模型难以捕捉真实环境中复杂的非线性与时变特性。为此，研究者首先引入深度学习进行数据驱动的拟合。例如，Wang等^[32]提出的PhaseFi以及Luo等^[56]将Vision Transformer用于信道信息处理的研究，其核心贡献在于利用深度神经网络强大的非线性映射能力，从海量数据中学习复杂的信号传播模式。这种方法突破了传统模型的局限，提升了建模精度，但其本质仍是黑盒式的拟合，模型本身并不理解信道变化的内在物理原因。

近期，LLM的引入，正推动信道建模从拟合迈向理解，并呈现出两种不同的技术范式。第一种是基于自然语言的定性理解。Shao等^[11]提出的WirelessLLM是其代表之一，该方法将信道特征转化为自然语言描述，让LLM来解读信道状态。其优势在于可解释性强，能够利用LLM蕴含的海量世界知识进行初步推理；其缺点在于，语言的定性描述可能损失精确的定量信息。第二种范式则是基于序列建模的定量生成。Liu等^[71]提出的LLM4CP框架是其典型代表，它将信道状态的变化视为一个时间序列生成任务，通过直接利用LLM强大的序列建模能力预测未来的信道状态。这种方法的优点是预测精度高，但可能存在未充分利用LLM逻辑推理能力的问题。

上述两种范式分别侧重于利用 LLM 的推理能力和生成能力, 未来的理想模型应是二者的有机结合。更进一步, 一个更具创新性的前沿方向是将信道从被动预测的对象转变为主动操控的智能体。例如, Hu 等^[72]结合可编程电磁超材料提出的电磁元材料智能体, 预示了信道智能的终极形态: 利用 AI 主动调控无线环境的电磁特性。这为从根本上克服信道不确定性、实现可重构的智能无线环境, 提供了丰富理论基础。

3.4 频谱感知与资源分配

频谱是无线通信的生命线, 其高效利用是永恒的主题。大模型的引入, 正催生频谱管理从被动的感知-分配模式, 转向主动的生成-预测-决策智能闭环。

首先, 在感知层面, 一个创新性的突破在于利用人工智能生成内容 (AIGC) 技术来增强感知能力。Wang 等^[10]提出的方法核心观点是利用生成式 AI 创造出大量高保真的合成无线信号数据。基于此, 能够有效扩充训练数据集, 以提升模型在数据稀缺或未见过场景下的感知精度, 从根本上突破了传统方法只能依赖真实采集数据的局限。

其次, 在决策层面, 大模型正成为全局资源管家。传统的资源分配算法通常基于局部、孤立的信息, 决策视野有限。而 Xu 等^[69]提出的基于 LMM 的统一资源管理框架, 则致力于构建一个拥有全局视角的大模型, 融合频谱占用情况、用户需求、高精度定位信息等异构数据, 并进行系统级的近乎最优决策。该方法有望显著提升动态变化网络下的频谱资源利用率。

然而, 模型的泛化能力是一个无法回避的挑战。尽管大模型拥有强大的潜力, 但在多变的频谱环境中域适应问题依然严峻。Zheng 等^[19]提出的 AdaWiFi 系统虽非基于 LLM, 但其代表了在跨环境自适应领域的先进水平。未来基于 LLM 的频谱管理系统, 其性能的试金石便在于能否超越 AdaWiFi 这类先进的传统自适应方案。若不能有效解决真实环境中的泛化问题, 再强大的模型也难以实现广泛实际应用。因此, 如何将 LLM 的泛化能力与具体的域适应技术相结合, 是该领域亟待解决的核心问题。

4 无线信号与大模型结合的关键技术

将大模型的强大能力注入无线感知领域, 并非简单的模型替换, 而是在数据预处理、模型训练、模型迭代等环节进行深度适配的系统工程。随着该领域的不断深入探索, 一系列关键技术已成为推动其发展的核心力量, 并共同构成从原始信号到智能决策的完整技术链路。

4.1 数据预处理技术

将原始无线信号有效输入至大型语言模型, 其核心挑战在于解决二者之间的根本性模态鸿沟: 一方是连续、高维、富含噪声的物理信号, 另一方则是处理离散、结构化、高层语义信息的语言模型。因此, 数据预处理在此不只是简单的清洗步骤, 更是构建从物理世界到语义世界桥梁的系统工程。该工程可清晰地划分为两个关键阶段: 基础信号增强和核心表征转换。

基础信号增强是保证后续所有分析质量的先决条件。原始无线信号极易受到多径效应、噪声干扰和硬件不完美的影响, 若不经处理直接输入, 会严重影响模型的学习效率和最终性能。为此, 研究者们不再局限于传统滤波方法, 转向采用基于深度学习的去噪与特征增强技术。例如, Nguyen 等^[53]提出的去噪自编码器, 通过结合卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 与动态子载波注意力机制, 能够从复杂的 Wi-Fi 信号中学习并滤除噪声成分, 从而为后续表征转换提供一个更纯净、信噪比更高的信号版本。该阶段的目标是最大化保留信号中的有效信息, 并将其置于一个更适合分析的特征空间中。

然而, 更具变革性的技术在于如何将连续的物理信号转化为大模型可以理解的离散化、语义化的输入, 这也是当前研究的代表性方向。这一过程通常包含以下步骤。

信号的直接量化与分词: 该路径致力于为物理信号本身创建一套全新的词汇表, 让大模型像学习一门新语言一样去学习信号的内在规律。其典型方法是通过矢量量化等技术, 将连续的信号特征 (如振幅、相位、多普勒频移) 映射为离散的词元 ID。Cao 等^[48]在其 mmCLIP 框架中便采用了这种方法, 通过将毫米波信号特征序列转换为 Token 序列, 从而使 Transformer 架构能够直接对其进行端到端的建模。此方法的优势在于, 其最大限度地保留了信号原始结构, 允许模型自主发现人类专家可能忽略的深层模式。其挑战在于, 该方法需要模型从零开始学习物理语言的语法和语义, 这对训练数据和模型能力的要求较高。

信号的语义化文本描述: 与上述路径相反, 该路径选择将物理信号翻译成大型模型已精通的自然语言, 其不创造新词汇, 而是用人类的语言去描述信号所承载的信息。例如, Ji 等^[21]在 HARGPT 中将一段时间内的传感器读数通过预设模板填入一句话中 (如 “用户的加速度变化如下: ……”), 并直接生成一段描述性文本。该方法

的优势在于，能够立刻且充分地激活并利用LLM中蕴含的海量世界知识和强大的上下文推理能力，尤其适合零样本或少样本场景。其挑战在于，预设的文本模板本身可能成为信息瓶颈：因其过度简化或错误地概括了复杂信号动态，从而丢失关键细节。为提升通用性，Shao等^[11]提出的WirelessLLM则探索了如何将多种异构无线信号特征统一转化为LLM可理解的文本或向量格式，这是该路径在实践中的重要进展。

综上所述，数据预处理技术是从信号净化到语义编码的关键步骤。选择直接量化与分词还是语义化文本描述，反映了研究者在让模型学习物理规律和让模型利用语言知识间的不同权衡，该选择会对后续系统的整体性能和应用范式产生决定性影响。

4.2 模型选择与架构设计

大模型在无线信号处理中的应用架构主要分为两种范式：一是将大模型作为决策终端；二是将其作为特征提取器与传统信号处理模型的组合。Li等^[40]的研究表明，在毫米波检测任务中，多模态大语言模型能够显著提升系统推理能力，实现更为精准的目标计数。这种架构设计充分利用了LLM的推理能力和知识整合能力。

考虑到大模型动辄数十亿的参数量，在相对小众的无线感知数据集上进行完整微调不仅计算成本高昂，且极易导致灾难性遗忘和过拟合问题。因此，PEFT成为了将大模型适配到无线感知任务中的主流关键技术。其核心思想是冻结预训练大模型（pre-trained large model, PLM）的绝大部分参数，仅在模型中添加少量（通常<1%）的可训练参数，或只对模型中特定的小部分参数进行更新。其代表性方法是低秩自适应（low-rank adaptation, LoRA）技术，具体做法是在Transformer架构的权重矩阵（如查询Q、值V的投影矩阵等）旁，并联一个由两个低秩分解矩阵（ A 和 B ）组成的旁路。在微调时，原始权重矩阵 W 保持不变，训练目标仅仅是这两个低秩矩阵 A 和 B 。在前向传播时，输入向量 x 会同时通过原始路

径和旁路，最终输出为 $h=Wx+Bx$ 。由于低秩矩阵的秩 r 远小于原始矩阵的维度，需要训练的参数量（ A 和 B 的参数之和）相比于 W 大幅减少。通过LoRA等PEFT方法，研究者可以利用有限的计算资源（如单张消费级GPU）和规模有限的无线数据集，高效利用强大的LLM，将其丰富的先验知识迁移到特定感知任务上。Zhang等^[61]和Ding等^[62]的研究详细探讨了PEFT在基础模型中的应用，这些方法为当前“大模型+无线感知”的微调类工作提供了技术支撑。

若没有PEFT，将数十亿参数的LLM在典型的、仅有数千样本的无线感知数据集上进行全量微调，必然导致严重的过拟合和灾难性遗忘问题。LoRA等技术通过冻结主干、仅训练少量适配器参数，使得在有限数据和算力下驾驭大模型成为可能。为在实践中应用该技术，研究者通常会设计模块化的本地化部署架构，其中一种典型的本地化部署架构如图3所示，该架构展示了如何将PEFT思想落地于一个端到端的无线感知系统。它将系统解耦为三大模块：首先，输入与编码层负责处理原始无线信号（如UWB、Wi-Fi等）并将其与文本标签编码；其次，融合层通过特征对齐、特征融合等操作提升表示能力；最后，解码层的核心是一个经过LoRA微调的大语言模型，它在保持主干参数不变的情况下，能够高效学习特定领域的感知任务（如定位报告生成、行为分类等）。这种解耦且高效的架构为在资源受限设备上的大模型部署提供了范本。

PEFT方法的有效性已在多种无线感知任务中得到实验验证，通过该方法，即便是消费级硬件也能在特定任务上取得优异性能。如图4所示的本地化微调实验结果表明，在UWB动作识别和Wi-Fi手势识别等任务中，利用LoRA对LLaMA等模型进行微调，仅利用少量数据就能达到较高识别准确率。进一步分析显示，不同的量化精度为性能与资源的权衡提供了灵活选项：例如，8 bit量化能够在模型性能和资源消耗之间取得良好平衡，而4 bit

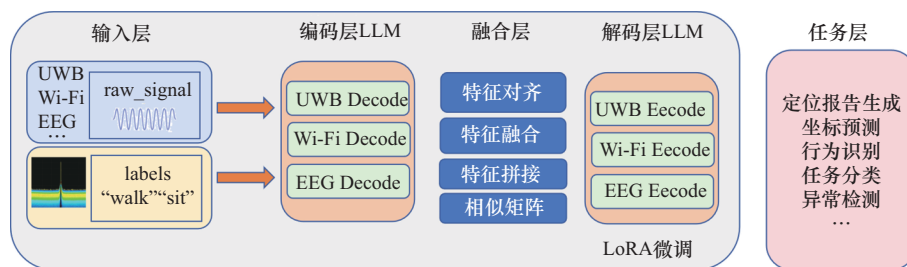


图3 无线感知与大模型本地化部署架构

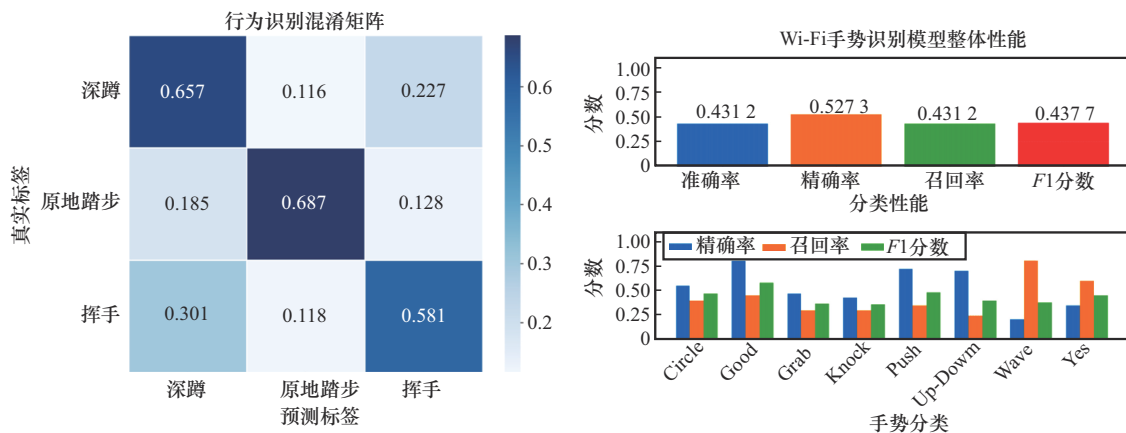


图4 UWB动作识别与Wi-Fi手势识别结果

量化则能以微小的性能损失换取显著的资源节约。这一系列证据充分表明，PEFT是推动大模型赋能无线感知技术走向实际应用的关键使能技术。

此外，多粒度多层次特征融合技术在无线信号处理中也展现出巨大潜力。Zhao等^[73]提出的MGML网络通过整合不同抽象层次的特征，有效提升了分类性能。这种特征融合策略特别适合处理无线信号中的多层次信息，如同时考虑时域、频域和空域特征等情况。

综上所述，在为无线感知任务选择并设计大模型架构时，其核心在于如何有效解决通用大模型的庞大参数与特定感知任务的数据、资源局限之间的矛盾。以LoRA为代表的PEFT技术已成为应对这一挑战不可或缺的关键使能技术。它不仅从理论上规避了全量微调带来的高昂成本与过拟合风险，其在实践中的价值更通过模块化的部署架构（如图3所示）和在具体感知任务上取得的优异实验结果（如图4所示）得到了充分验证。因此，当前该领域的主流架构设计思路，是围绕PEFT进行高效模型适配，并结合多粒度多层次特征融合等先进策略，在实现高精度感知的同时，最大限度降低模型的部署与计算开销。

4.3 特征提取与表示学习

在无线信号处理领域，模型性能的突破越来越依赖于表示学习的范式转变：即从依赖人工设计特征，转向从数据中自动学习能够表征信号深层语义的隐式表示。Ji等^[21]提出的HARGPT框架之所以能实现零样本活动识别，关键在于巧妙利用LLM对文本化信号的深层语义理解能力。

为了让模型真正理解信号的含义，而不仅仅是进行模式匹配，其核心技术路径在于建立信号模态与文本模态之间的语义对齐。当前，跨模态对比学习是实现这一目

标的主流技术。该技术旨在学习一个共享的嵌入空间，在此空间中，借助一个信号编码器和一个文本编码器，将语义相关联的信号与文本映射为距离相近的向量，同时将不相关的信号-文本对分离。在训练时，通常采用对比损失函数（如infoNCE loss）来优化向量间的余弦相似度。

该方法的有效性已在多个研究中得到验证。例如，Xu等^[18]提出的“Penetrative AI”框架以及Shen等^[74]提出的CRONOS系统，均利用对比学习来构建信号与高级标签之间的关联。通过这种方式学习到的信号表示，其创新性在于它不再是孤立的、无意义的数学向量，而是被锚定在了人类语言蕴含的丰富语义空间中。

上述语义锚定天然赋予了模型强大的零样本与少样本泛化能力。其原理在于：即使模型从未见过某个新活动的信号，只要它能理解该活动的文本描述，就能在共享嵌入空间中依据语义相似性寻找到对应的信号模式。这从根本上解决了传统监督学习方法难以识别未见类别的瓶颈，是推动无线感知系统向通用化、智能化发展的关键一步。

4.4 训练策略与优化方法

在训练层面，研究者需要设计专门的策略来应对无线感知中的标签稀缺和环境多变挑战。

在标签稀缺的场景下，小样本学习策略展现出巨大优势。Brown等^[5]的研究证明了大语言模型在少样本学习方面的强大能力，这一特性在无线感知领域尤为重要，因为收集和标注大量无线信号数据通常成本高昂。此外，自监督学习作为另一种降低标注依赖的方法，也受到广泛关注。Shen等^[74]提出的CRONOS框架利用自监督学习实现了基于Wi-Fi CSI的非视距人体存在检测，该方法通过信号着色和对比学习，显著提高了检测性能。

域漂移是无线感知商业化落地的最大障碍之一：在一个环境（源域）中已训练好的模型，在另一个环境（目标域）中性能却会显著下降，因此，域适应技术旨在缓解这一问题。LLM出现前，研究者已提出多种解决方案。例如，Zheng等^[19]提出的AdaWiFi通过协作式感知和迁移学习，尝试在不同环境间实现知识迁移。但这些方法通常需要目标域提供一定量的有标签或无标签数据，且迁移效果有限。大模型为域适应带来了更优解决方案。由于LLM在海量数据上进行了预训练，其本身就具有极强的泛化能力和抽象能力。当面临新的环境时，研究者可以采用以下策略。

借助精心设计的提示词直接引导大模型对新环境的信号进行推理，这在一定程度上可以实现零样本的跨域识别。同时，在新环境中采集极少量的数据，并利用前述的PEFT技术对模型进行快速微调，使其迅速适应新域的数据分布。Wang等^[58]提出的双向交叉注意力Transformer等模型，通过在源域和目标域的特征之间建立注意力连接，显式地学习域不变的特征表示，从而提升泛化能力。

4.5 性能评估指标

针对无线信号处理与大模型结合的应用，性能评估需要考虑多个维度。在准确性方面，除了传统的分类准确率（accuracy）、精确率（precision）、召回率（recall）和F1分数（F1-Score）外，研究者开始引入更贴合任务的指标。这些基础指标定义如下。

准确率即衡量整体预测正确的比例，其公式如下：

$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

精确率：precision = $\frac{TP}{TP + FP}$ ，衡量预测为正类的样本中有多少是真正的正类。

召回率：recall = $\frac{TP}{TP + FN}$ ，衡量所有真实正类中有多少被成功预测。

F1分数：F1 = $2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$ ，精确率和召回率的调和平均值。

其中，TP、TN、FP、FN分别代表真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。

此外，Korelić等^[20]的SELLMA研究引入了语义定位准确率，用于评估系统能否正确识别办公室或会议室等功能性区域，这比传统的坐标误差更能反映系统的实际应用价值。

在效率方面，模型的推理时延和能耗是关键考量，尤其在资源受限的物联网设备上。Zhang等^[61]提出的PEFT方法就是对这一问题的优化。对于实时应用，如跌倒检测^[55]等，系统的响应时间便成为核心性能指标。

在鲁棒性方面，性能评估越来越受到重视。Wang等^[58]提出的双向交叉注意力Transformer就是为了提升模型的跨域适应能力，因为信号特性会随环境、设备和用户的变化而剧烈波动，所以跨环境、跨设备和跨用户的测试已成为评估模型泛化能力的标准做法。为系统化评估这类复杂系统，可以构建如图5所示的性能评估体系。

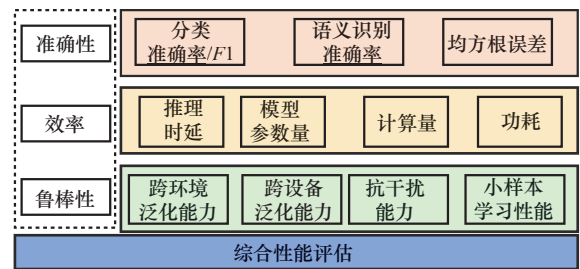


图5 大模型无线感知系统性能评估体系

5 挑战与未来展望

尽管无线信号与大模型结合已取得一定进展，但该领域仍面临诸多挑战，同时也蕴含着巨大的研究机会。

5.1 技术挑战

资源约束是边缘部署大模型的主要挑战。尽管PEFT技术能够大幅降低训练和微调的成本，但在能量和算力极其有限的传感器节点上进行实时推理仍困难重重。未来的研究需要深入探索模型量化、剪枝、知识蒸馏等模型压缩技术，以及边缘-云协同推理框架，借助任务卸载和分布式计算，在性能与资源消耗之间取得最佳平衡。

数据稀缺性与域偏移也是关键挑战。高质量、多样化的标注数据集是训练强大模型的基础，然而在无线感知领域，数据采集成本高昂且受环境影响巨大。Liu等^[75]指出，合成数据是解决训练数据不足的有效途径，但如何生成能够模拟真实世界复杂多路径效应和噪声干扰的高保真无线信号数据，仍是一个开放性问题。此外，环境（如家具布局改变）、设备（如不同型号的Wi-Fi路由器）或用户（如不同身高体型）的变化会导致严重的域偏移问题，进而导致模型性能急剧下降。Zheng等^[19]提出的AdaWiFi和Wang等^[58]提出的双向跨注意力Transformer为跨域自适应提供了解决方案，但实现普适、鲁棒

的跨域感知仍需进行持续探索。因此,面向通信感知一体化的跨域感知技术是未来重要的研究方向^[76]。

隐私安全问题也不容忽视。无线信号能够穿墙透壁的特性在带来便利的同时,也引发了严峻的隐私安全担忧。恶意攻击者可能利用感知技术窃取用户的日常活动规律、生理信息甚至键盘输入信息。因此,如何在保障感知精度的同时保护用户隐私显得至关重要。具体研究方向包括差分隐私、联邦学习、数据加密等。此外,如马云舰等^[70]的研究所示,大模型自身也可能成为被攻击的目标,需要建立完善的系统安全防护体系。

5.2 研究机遇

多模态融合是未来的重要研究方向,未来的智能感知系统必然是多模态的。将Wi-Fi、UWB、毫米波等无线信号与摄像头(视觉)、麦克风(听觉)甚至可穿戴设备数据进行深度融合,是提升感知维度和鲁棒性的关键^[77-81]。Xu等^[69]提出的LMM作为AI原生无线系统通用基础模型的思想,以及Imran等^[82]利用多模态LLM分析多源传感器数据的LLaSA框架,均表明了这一方向的巨大潜力。其核心挑战在于如何设计有效的跨模态对齐和融合机制,以实现信息的互补与增强。

推理能力增强也是关键研究方向之一。当前的大模型应用多集中在感知和识别领域,未来的突破点在于赋予系统“理解”和“推理”的能力。结合Wei等^[59]提出的思维链(chain-of-thought)和Kiciman等^[60]探索的因果推理,不仅能够无线感知系统识别事件(发生了什么),更能进行因果分析(为什么发生)与意图预测(接下来可能发生什么)。例如,系统检测到老人深夜异常起床后,能够结合其历史健康数据和环境信息,推理出可能的缘由(如起夜、身体不适等),并采取更智能的应对策略。

元材料与人工智能的结合是最具重要意义的前沿方向之一。通过设计可编程的智能超表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)或电磁元材料,可以主动且精细地调控无线信号传播路径。如Hu等^[72]提出的“电磁元材料智能体”,通过将AI作为控制器,使无线环境本身具备智能化。这种技术有望从根本上解决多路径效应等物理瓶颈,实现前所未有的感知精度和通信质量。

大模型赋能的语义通信是超越传统香农信息论的下一代通信范式。Wang等^[67]提出的基于LLM的语义通信系统,其核心思想是传输信息的意义而非原始比特。在感知数据传输中,这意味着可以极大压缩数据量,例如,只需传输一人在客厅走动的语义信息,而非完整的CSI数

据矩阵,这对于带宽极其受限的物联网场景具有重要的应用价值。

6 结束语

本文系统性梳理了LLM赋能无线智能感知的研究现状、关键技术与未来趋势。通过对现有工作的归纳与分析,本文认为这一交叉领域的核心价值在于完成了无线感知从信号处理到语义理解的范式跃迁。大模型强大的表示学习、知识推理与跨模态对齐能力,使得无线系统不仅能测量物理世界参数,更能理解其内在含义,从而实现更高层次的环境感知与智能决策。

我们进一步指出,要实现这一目标,技术上的演进主要依赖两条相辅相成的路径:一是通过PEFT等技术,解决大模型与小任务之间的适配难题,为模型在资源受限场景的部署提供可行性;二是通过跨模态语义对齐,构建物理信号与人类语言之间的桥梁,从根本上赋予模型零样本、少样本的泛化能力。

展望未来,尽管该领域仍面临资源约束、数据稀缺与隐私安全等挑战,但其发展趋势已明确。我们预测,未来研究将朝着更深度的多模态融合、更强的因果推理能力,以及与智能超材料结合实现环境主动调控等方向演进。最终,大模型赋能的无线感知技术,将不再局限于孤立的传感工具,而有望成为构建普适化、自适应、真正智能的物联网环境的关键基石,推动人与物理世界的交互进入全新的智能化阶段。

参考文献

- [1] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017). Long Beach, CA, USA: Curran Associates Inc., 2017: 5998-6008.
- [2] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Minneapolis, Minnesota, USA: Association for Computation Linguistics, 2019: 4171-4186.
- [3] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[R]. 2024.
- [4] OUYANG L, WU J, JIANG X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 35 (NeurIPS 2022). New Orleans, LA, USA: Curran Associates Inc., 2022: 27730-27744.

- [5] BROWN T, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS 2020). Vancouver, BC, Canada: Curran Associates Inc., 2020: 1877-1901.
- [6] ACHIAM J, ADLER S, AGARWAL S, et al. Gpt-4 technical report [EB]. 2023.
- [7] LIU J, LIU H B, CHEN Y Y, et al. Wireless sensing for human activity: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(3): 1629-1645.
- [8] LI C N, CAO Z C, LIU Y H. Deep AI enabled ubiquitous wireless sensing[J]. ACM Computing Surveys, 2022, 54(2): 1-35.
- [9] MA Y S, ZHOU G, WANG S Q. WiFi sensing with channel state information: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2019, 52(3): 1-36.
- [10] WANG Z Q, MAO S W. AIGC for wireless sensing: diffusion-empowered human activity sensing[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, 11(2): 657-671.
- [11] SHAO J W, TONG J W, WU Q, et al. WirelessLLM: empowering large language models towards wireless intelligence[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2024, 9(2): 99-112.
- [12] ZHANG H, REN Y, YUAN H, et al. Wi-Chat: Large language model powered Wi-Fi sensing[EB]. 2024.
- [13] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Piscataway: IEEE Press, 2000: 775-784.
- [14] SHEN J, WON J Y, CHEN Z, et al. Drift with devil: Security of multi-sensor fusion based localization in high-level autonomous driving under GPS spoofing[C]//Proceedings of the 29th USENIX Conference on Security Symposium. Boston, MA, USA: USEINX Association, 2020: 931-948.
- [15] JIMÉNEZ RUIZ A R, SECO GRANJA F. Comparing ubisense, BeSpoon, and DecaWave UWB location systems: indoor performance analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(8): 2106-2117.
- [16] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Tool release[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1): 53.
- [17] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 65-76.
- [18] XU H T, HAN L Y, YANG Q R, et al. Penetrative AI: making LLMs comprehend the physical world[C]//Proceedings of the Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2024. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2024: 7324-7341.
- [19] ZHENG N Y, LI Y C, JIANG S Q, et al. AdaWiFi, collaborative WiFi sensing for cross-environment adaptation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(2): 845-858.
- [20] KORELIČ M, MACHIDON O M, PEJOVIĆ V. SELLMA: Semantic location through on-device LLMs and WiFi sensing[EB]. 2024.
- [21] JI S J, ZHENG X Z, WU C S. HARGPT: are LLMs zero-shot human activity recognizers [C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Workshop on Foundation Models for Cyber-Physical Systems & Internet of Things (FMSys). Piscataway: IEEE Press, 2024: 38-43.
- [22] TOUVRON H, LAVRIL T, IZACARD G, et al. LLaMA: open and efficient foundation language models[EB]. 2023.
- [23] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision[C]//International Conference on Machine Learning. Virtual: PMLR, 2021: 8748-8763.
- [24] TEAM G, ANIL R, BORGEAUD S, et al. Gemini: a family of highly capable multimodal models[EB]. 2023.
- [25] ALAYRAC J B, DONAHUE J, LUC P, et al. Flamingo: A visual language model for few-shot learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 35 (NeurIPS 2022). New Orleans, LA, USA: Curran Associates Inc., 2022: 23716-23736.
- [26] LU J S, BATRA D, PARIKH D, et al. ViLBERT: pretraining task-agnostic visiolinguistic representations for vision-and-language tasks[C]//Proceedings of the Neural Information Processing Systems. Vancouver, BC, Canada: Curran Associates Inc., 2019: 13-23.
- [27] LI Z, DELDARI S, CHEN L, et al. Sensorllm: Aligning large language models with motion sensors for human activity recognition [EB]. 2023.
- [28] CHEN H Y, LAI Z, ZHANG H, et al. Contrastive localized language-image pre-training[EB]. 2023.
- [29] LIU P F, YUAN W Z, FU J L, et al. Pre-train, prompt, and predict: a systematic survey of prompting methods in natural language processing[EB]. 2021.
- [30] HUA J Y, SUN H Y, SHEN Z Y, et al. Accurate and efficient wireless device fingerprinting using channel state information[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1700-1708.
- [31] QUY T D, LIN C Y, SHIH T K. Enhanced human activity recognition using Wi-Fi sensing: leveraging phase and amplitude with attention mechanisms[J]. Sensors, 2025, 25(4): 1038.
- [32] WANG X Y, GAO L J, MAO S W. PhaseFi: phase fingerprinting for indoor localization with a deep learning approach[C]//Proceedings of the 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-6.
- [33] XI Z H, CHEN W X, GUO X, et al. The rise and potential of large language model based agents: a survey[EB]. 2023.
- [34] TORUNER M D, SHI V, SOLLEE J, et al. Artificial intelligence-

- driven wireless sensing for health management[J]. *Bioengineering*, 2025, 12(3): 244.
- [35] FANG Y, LIU W, ZHANG S. Wi-senser: contactless head movement detection during sleep utilizing WiFi signals[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(13): 7572.
- [36] NANDAKUMAR R, GOLLA KOTA S, WATSON N. Contactless sleep apnea detection on smartphones[C]//*Proceedings of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. New York: ACM, 2015: 45-57.
- [37] ZHANG D H, HU Y, CHEN Y, et al. BreathTrack: tracking indoor human breath status via commodity WiFi[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 3899-3911.
- [38] POLO-RODRÍGUEZ A, FIORINI L, ROVINI E, et al. Enhancing smart environments with context-aware chatbots using large language models[EB]. 2024.
- [39] YU K Y, LI Q, CHEN D, et al. PrivacyGuard: enhancing smart home user privacy[C]//*Proceedings of the 20th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (co-located with CPS-IoT Week 2021)*. New York: ACM, 2021: 62-76.
- [40] LI X, ZHANG Y, LIU Y. Enhancing BLE RSSI for accurate indoor positioning via deep learning[J]. *Sensors*, 2024, 24(10): 3105.
- [41] DU Y Y, DENG H Y, LIEW S C, et al. The power of large language models for wireless communication system development: a case study on FPGA platforms[EB]. 2023.
- [42] QIAO J G, YANG F, LIU J B, et al. Advancements in indoor precision positioning: a comprehensive survey of UWB and Wi-Fi RTT positioning technologies[J]. *Network*, 2024, 4(4): 545-566.
- [43] NEIRYNCK D, LUK E, MCLAUGHLIN M. An alternative double-sided two-way ranging method[C]//*Proceedings of the 2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-4.
- [44] AHMED S, WANG D Y, PARK J, et al. UWB-gestures, a public dataset of dynamic hand gestures acquired using impulse radar sensors[J]. *Scientific Data*, 2021, 8(1): 102.
- [45] GUO C C, ZHANG Z X, YANG Z C, et al. Deep learning-based compressed sensing for image and UWB signal reconstruction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(12): 22228-22238.
- [46] LIEN J, GILLIAN N, KARAGOZLER M E, et al. Soli: Ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2016, 35(4): 1-19.
- [47] DENG J Q, SHI W, HU J, et al. Semi-supervised t-SNE for millimeter-wave wireless localization[C]//*Proceedings of the 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1015-1019.
- [48] CAO Q M, XUE H F, LIU T C, et al. mmCLIP: boosting mmWave-based zero-shot HAR via signal-text alignment[C]//*Proceedings of the 22nd ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. New York: ACM, 2024: 184-197.
- [49] SHARMA P, KAN E C. Sleep scoring with a UHF RFID tag by near field coherent sensing[C]//*Proceedings of the 2018 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium - IMS*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1419-1422.
- [50] MAURYA L, ZWIGGELAAR R, CHAWLA D, et al. Non-contact respiratory rate monitoring using thermal and visible imaging: a pilot study on neonates[J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2023, 37(3): 815-828.
- [51] NIU K, ZHANG F S, WANG X Z, et al. Understanding WiFi signal frequency features for position-independent gesture sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 21(11): 4156-4171.
- [52] GAO R Y, LI W W, XIE Y X, et al. Towards robust gesture recognition by characterizing the sensing quality of WiFi signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2022, 6(1): 1-26.
- [53] HOANG NGUYEN X, NGUYEN V D, LUU Q T, et al. Robust WiFi sensing-based human pose estimation using denoising autoencoder and CNN with dynamic subcarrier attention[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(11): 17066-17079.
- [54] LYU W J, HE W D, LIN X P, et al. Non-contact monitoring of human vital signs using FMCW millimeter wave radar in the 120 GHz band[J]. *Sensors*, 2021, 21(8): 2732.
- [55] PALIPANA S, ROJAS D, AGRAWAL P, et al. FallDeFi[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 1(4): 1-25.
- [56] LUO F, KHAN S, JIANG B, et al. Vision transformers for human activity recognition using WiFi channel state information[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(17): 28111-28122.
- [57] LIU Z Y, ALAVI A, LI M Y, et al. Self-supervised learning for time series: contrastive or generative [EB]. 2024.
- [58] WANG X Y, GUO P X, ZHANG Y. Domain adaptation via bidirectional cross-attention transformer[EB]. 2022.
- [59] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 35 (NeurIPS 2022)*. New Orleans, LA, USA: Curran Associates Inc., 2022: 24824-24837.
- [60] KICIMAN E, NESS R, SHARMA A, et al. Causal reasoning and large language models: Opening a new frontier for causality[J]. *Transactions on Machine Learning Research*, 2023, 2023(1): 2835-8856.
- [61] ZHANG D, FENG T, XUE L L, et al. Parameter-efficient fine-tuning for foundation models[EB]. 2025.
- [62] DING N, QIN Y J, YANG G, et al. Parameter-efficient fine-tuning of large-scale pre-trained language models[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(3): 220-235.
- [63] SHEN J, LI L, DERY L M, et al. Cross-modal fine-tuning: Align

- then refine[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. Honolulu, Hawaii, USA: PMLR, 2023: 31030-31056.
- [64] KAPLAN J, MCCANDLISH S, HENIGHAN T, et al. Scaling laws for neural language models[EB]. 2020.
- [65] YAN Y, CHEN G, WANG C, et al. Wi-FM: a WiFi-based foundation model for human activity recognition[EB]. 2013.
- [66] ZHOU X L, JIN T, DAI Y P, et al. Three-dimensional human pose estimation from micro-Doppler signature based on SISO UWB radar[J]. Remote Sensing, 2024, 16(7): 1295.
- [67] WANG Z, ZOU L, WEI S, et al. Large language model enabled semantic communication systems[EB]. 2023.
- [68] ABBAS M, KAR K, CHEN T. Leveraging large language models for wireless symbol detection via in-context learning[EB]. 2023.
- [69] XU S Z, KURISUMMOOTIL THOMAS C, HASHASH O, et al. Large multi-modal models (LLMs) as universal foundation models for AI-native wireless systems[J]. IEEE Network, 2024, 38(5): 10-20.
- [70] 马云舰, 鲁华伟, 成晨, 等. 基于大语言模型的小样本网络入侵检测方法[J]. 信息通信技术, 2024, 18(3): 50-56.
- MA Y J, LU H W, CHENG C, et al. Network intrusion detection system based on large language model[J]. Information and Communications Technologies, 2024, 18(3): 50-56.
- [71] LIU B X, LIU X Y, GAO S J, et al. LLM4CP: adapting large language models for channel prediction[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2024, 9(2): 113-125.
- [72] HU S G, LI M Y, XU J W, et al. Electromagnetic metamaterial agent[J]. Light: Science & Applications, 2025, 14(1): 12.
- [73] ZHAO Q, LYU S C, LI Y W, et al. MGML: multigranularity multi-level feature ensemble network for remote sensing scene classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(5): 2308-2322.
- [74] SHEN L H, HSIEH C C, HSIAO A H, et al. CRONOS: colorization and contrastive learning for device-free NLoS human presence detection using Wi-Fi CSI[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(3): 5491-5510.
- [75] LIU R B, WEI J, LIU F Y, et al. Best practices and lessons learned on synthetic data[EB]. 2024.
- [76] 钟怡, 毕添琪, 王菊, 等. 面向通信感知一体化的无线跨域感知研究综述[J]. 信号处理, 2023, 39(6): 951-962.
- ZHONG Y, BI T Q, WANG J, et al. Survey on cross-domain based device-free sensing technology for integrated sensing and communication[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(6): 951-962.
- [77] CHAHOUSHI M, NABATI M, ASVADI R, et al. CSI-based human activity recognition using multi-input multi-output autoencoder and fine-tuning[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3591.
- [78] CHERAGHINIA M, SHAHID A, LUCHIE S, et al. A comprehensive overview on UWB radar: applications, standards, signal processing techniques, datasets, radio chips, trends and future research directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2025, 27(4): 2283-2324.
- [79] ROWDEN A. Immersive visual analytics of Wi-Fi signal propagation and network health[D]. College Park: University of Maryland, College Park, 2023.
- [80] WANG J. Development of a smart health monitoring system for elderly care[J]. Applied and Computational Engineering, 2024, 45(1): 29-34.
- [81] 杨铮, 迟国轩, 张桂栋, 等. 无线感知为AI开启新感官[J]. 瞭望, 2020(43): 36-40.
- YANG Z, CHI G C, ZHANG G D, et al. Wireless sensing opens up new senses for AI[J]. Outlook, 2020(43): 36-40.
- [82] IMRAN S A, BISWAS S. LLaSA: a multimodal LLM for human activity analysis through wearable and smartphone sensors[EB]. 2024.

[作者简介]



颜雨 (1989-), 男, 海军装备部工程师, 长期从事电子对抗研究工作。



刘江湖 (1997-), 男, 暨南大学硕士生, 主要研究方向为脑机接口技术、无线感知与大模型等。



李晓帆 (1984-), 女, 暨南大学智能科学与工程学院副教授, 主要研究方向为无线感知与大模型、无线信号智能检测与识别、电磁频谱侦测等。